深度学习在家畜智慧养殖中研究应用进展

郭阳阳[1]，杜书增[2]，乔永亮[3*]，梁　栋[1]

（1. 安徽大学 互联网学院，安徽合肥 230039；2. 南阳农业职业学院，河南南阳，473000；3. 悉尼大学 工学院，悉尼NSW2006，澳大利亚）

摘　要：准确高效地监测动物信息，及时分析动物的生理与身体健康状况，并结合智能化技术进行自动饲喂和养殖管理，对于家畜规模化养殖意义重大。深度学习技术由于具有自动特征提取和强大图像表示能力，更适用于复杂的畜牧养殖环境中动物信息监测。为进一步分析人工智能技术在当下智慧畜牧业中研究应用，本文针对牛、羊和猪三种家畜，介绍了深度学习技术在目标检测识别、体况评价与体重估计以及行为识别与量化分析的研究现状。其中，目标检测识别有利于构建动物个体电子档案，在此基础上可以关联动物的体况体重信息、行为信息以及健康情况等，这也是智慧畜牧业发展的趋势。智慧畜牧养殖技术当前面临着应用场景存在多视角、多尺度、多场景和少样本等挑战以及智能技术泛化应用的问题，本文结合畜牧业实际饲养和管理需求，对智慧畜牧业发展进行展望并提出了：结合半监督或者少样本学习来提高深度学习模型的泛化能力；人、装备和养殖动物这三者的统一协作及和谐发展；大数据、深度学习技术与畜牧养殖的深度融合等发展建议，以期进一步推动畜牧养殖智能化发展。

关键词：智慧畜牧；精准养殖；个体识别；信息感知；行为识别；深度学习

中图分类号：S-1;TP18;S823　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**SA202205009

引用格式：郭阳阳, 杜书增, 乔永亮, 梁栋. 深度学习在家畜智慧养殖中研究应用进展[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5 (1): 52-65.

GUO Yangyang, DU Shuzeng, QIAO Yongliang, LIANG Dong. Advances in the applications of deep learning technology for livestock smart farming[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(1): 52-65.

1　引　言

畜产品是人类重要食物来源，贡献了25%以上的膳食蛋白，研究畜产品对食品安全具有重要意义。随着人口总数增长和农业劳动力的下降，如何在有限的土地和资源下，通过机械化、智能化来提高动物产出效率，增加肉、奶产品供应数量和提高产品质量，已成为未来智慧畜牧业发展的重要方向[1]。在智慧畜牧业中，常利用接触式（温度、加速度）传感器、非接触式计算机视觉传感器或两者相结合的技术来获取动物信息，随后用机器学习等方法构建模型，最终实现畜类目标检测、体况评价、行为识别等[2]。

其中，计算机视觉技术由于具有客观、无创等优点被广泛应用于畜牧监测中[3]。早期的计算机视觉技术主要从图像或视频中提取人工设计的特征（颜色、形状、纹理等）并结合机器学习算法实现识别或检测，但整体的精度很大程度依赖于特征提取方法，且复杂的场景、牲畜间的遮挡以及光照等都会影响特征的提取，从而影响识别效果。近年来，深度学习的发展不仅突破了视觉特征表征困难的问题，提高了对图像和视频的认知水平，也加速了计算机视觉技术在畜牧业的技术进步[4]。其中，获取动物目标视觉特征的神经网络有：卷积神经网

收稿日期：2022-05-28

基金项目：国家自然基金项目（62273001）

作者简介：郭阳阳，博士，讲师，研究方向为智能化监测与技术、机器视觉技术在畜禽信息化领域中的应用。E-mail：guoyangyang113529@ahu.edu.cn

*通信作者：乔永亮，博士，副研究员，研究方向为农业机器人、智慧畜牧业、智能感知。E-mail：yongliang.qiao@outlook.com

络（Convolutional Neural Network，CNN）[5]、基于区域的卷积神经网络（Region-CNN，R-CNN）[6]、YOLO（You Only Look Once）系列[7,8]等。动物视频信息中往往包含时间信息，故需要提取时间信息，常用的深度学习网络获取时序信息的模型有循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）[9]、长短时记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）[10]以及衍生算法[11,12]等。此外可将两者相结合来获取时空特征来提高动物目标检测和行为识别的准确率。在当前智慧畜牧研究中，深度学习方法已被用于动物信息监测，并作为决策支持工具。深度学习在智慧畜牧中应用如图1所示，首先利用传感器获取能够反映牲畜福利和健康的原始数据。其次利用深度学习技术提取原始数据中的特征并构建信息感知模型，将模型应用于牲畜养殖中得到模型对应的统计信息（如行为识别统计信息、个体识别统计信息等）。最后，利用深度学习算法得到统计信息反馈到畜牧养殖场的管理、决策和调控（如生产指标、环境调控、精准喂养、疾病防控等）。

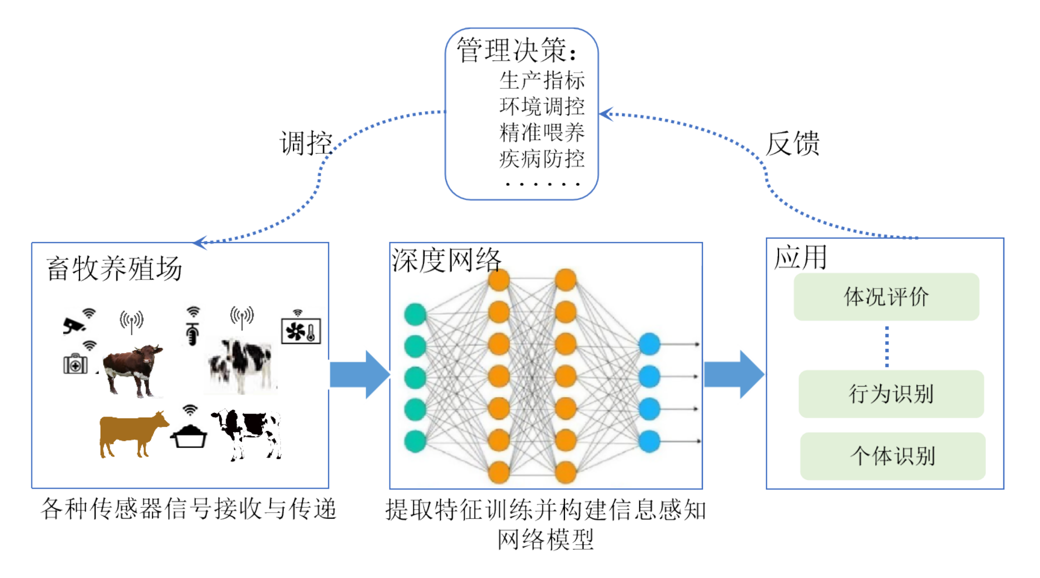


图1　深度学习在家畜智慧养殖中的应用

Fig. 1　Application of deep learning in smart animal farming

虽然深度学习技术相对于传统的计算机视觉技术在复杂场景下能够取得更好的效果，但构建智能化牲畜养殖仍需要结合实际情况进一步探索研究。针对牲畜生理生态信息获取、生长发育、繁殖等生理调控、健康诊断及品种选育等现代养殖产业发展需求，本文以牛、猪、羊等主要家畜为研究对象，介绍并分析了深度学习技术在动物目标检测识别、体况评价与体重估计，以及行为识别与量化分析的研究现状和面临的挑战，并对现代化畜牧业的发展方向进行了展望，为现代畜牧业智能化、精准化管理生产建设提供参考。

2　动物目标检测识别

动物目标检测识别已成为畜牧业的组成部分，是实现现代精细化科学畜牧业的必由之路。在智慧畜牧中，可做到及时检测动物目标，确定动物个体身份并获取相关信息，建立动物个体档案，为数字化管理和畜牧产品溯源提供信息支撑。

目前通常通过给动物赋予一个独特的标识符或标志来检测识别动物个体[1,13]。其中，最常见的方法是采用塑料耳标或射频识别设备来标识动物个体，但该方法存在设备损坏或丢失以及碰撞等外界的干扰问题。近年来，随着信息技术的发展，基于计算机视觉技术的目标检测识别方法由于具有非接触性和实用性等优点而被广泛应用于牲畜识别研究中，通常基于目标样本的视觉特征（如形状、纹理、颜色等），结合智能算法实现目标检测识别[14,15]。动物个体检测识别的常用样本图像包括口鼻[16,17]、面部[18,19]、躯干[20]等区域，并基于区域特征信息来实现个体检测识别（图2）。

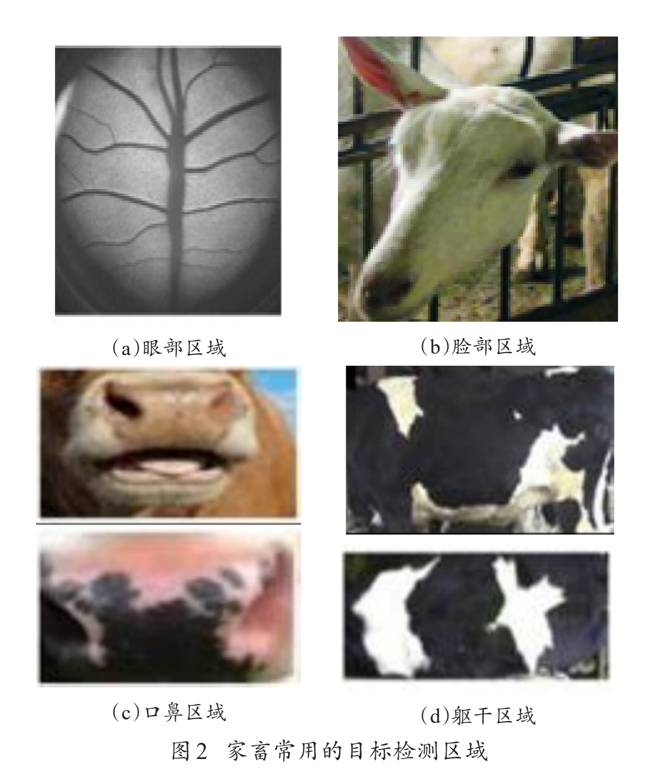


图2 家畜常用的目标检测区域

Fig. 2 Common target detection area for livestock

2.1 脸部检测识别

基于深度学习的非接触式动物检测识别能够有效减轻畜牧场压力并推动精细化科学养殖业的发展。近期研究人员利用深度学习算法实现了猪、羊、牛等动物脸部的无接触高效检测识别。

李向宇和李慧盈[19]利用相似度较高的猪脸匹配数据集训练形变卷积神经网络（Deformable Convolution Networks，DCN），得到形变后的猪脸数据集，并使用形变猪脸数据集对脸部特征点检测神经网络模型（Tweaked Convolutional Neural Network，TCNN）进行微调，得到猪脸特征点检测模型，用该方法进行猪脸特征点检测，错误率仅为5.60%。何屿彤等[21]在YOLOv3模型引入密连块和SPP（Spatial Pyramid Pooling）模块，提出YOLOv3DB-SPP（YOLOv3-DenseBlock-SPP）模型来检测识别猪只，实现了90.18%的平均精度，并且当感兴趣区域阈值为0.5、分类概率阈值为0.1时，模型的平均精度均值比YOLOv3模型高9.87%。魏斌等[22]将YOLOv3算法检测到的羊脸作为个体识别的数据，利用VGGFace模型训练后取得了64%左右的识别准确率；选取正面羊脸作为输入数据训练VGGFace模型时，得到了91%以上的识别准确率。Xue等[23]提出了一种基于欧式空间度量的绵羊脸部检测识别方法（SheepFaceNet），利用自然环境下的羊脸图像样本对网络进行训练，以实现非接触式绵羊身份识别。此外，其针对羊脸图像中无效信息多、羊脸姿势和角度差的问题，提出羊脸检测与校正（SheepFaceRepair）方法，使绵羊面部区域对齐，最后利用SheepFaceNet实现羊脸的识别。Li等[24]将Mobilenetv2与Vision Transformer结合，提出了一种名为MobileViTFace的羊脸检测识别模型。该模型增强了模型提取细粒度特征的能力，并通过Transformer抑制背景信息的干扰，从而更有效地区分不同的羊脸。Kumar等[25]开发了一种基于奶牛口鼻图像样本的个体识别深度学习网络模型，采用CNN和深度信念网络（Deep Belief Nets，DBN）提取一组纹理特征并表示牛的口鼻图像，通过堆叠降噪自动编码器技术（Stacked Denoising Auto Encoder，SDAE）对提取的图像特征进行编码，优于基于口鼻图像数据库识别牛的最先进方法。

2.2 整体及关键区域检测识别

在智慧畜牧领域中，进一步对动物整体以及关键区域的检测识别将有利于更深层次的挖掘动物信息，比如腿部与躯干间的位置关系，腿部间的相对关系等，可以反映出动物健康信息，而基于深度学习在这一方面的信息挖掘研究仍需进一步探索。Qiao等[26]提出了一种基于图像序列的肉牛个体识别的深度学习模型。通过CNN网络从图像序列中提取视觉特征，然后将这些提取的特征用于训练LSTM以捕获时空信息并识别牛只个体，在15帧和20帧视频长度上分别达到了88%和91%的准确率。何东健等[27]提出了一种改进的YOLOv3模型用于奶牛个体识别，在奶牛背部图像数据集中改进的YOLOv3模型的奶牛个体识别准确率为95.91%，平均帧率为32 f/s，可快速识别奶牛个体。Hu等[28]采用YOLO模型从原始图像中检测并分割出奶牛区域，并将检测到的奶牛对象分割成三个部分，即头部、躯干和腿部，通过训练三个独立的CNN网络从这三个部分中提取深层特征，并设计了特征融合模型获取最终特征，最后通过支持向量机（Support Vector Machines，SVM）分类器来识别每一头

奶牛，实现了98.36%的奶牛识别准确率。Jiang等[29]提出了一种FLYOLOv3（FilterLayer YOLOv3）深度学习框架，实现了复杂场景下奶牛个体关键区域的检测（如躯干、腿和头部），并在白天和夜间数据集上进行了验证，均取得了较好的检测结果。

2.3 无人机图像目标检测

放牧养殖的畜牧场地由于活动范围较大，往往使用无人机（Unmanned Aerial Vehicle，UAV）航拍并监测牲畜活动信息[30]。而基于UAV的动物监测，虽然目前UAV硬件处理速度得到很大的改善，但算法性能仍会影响基于UAV实时检测的效果，而深度学习可以满足这一需求。Andrew等[31]首先在无人机航拍视频数据基础上，通过区域卷积神经网络R-CNN和核相关滤波算法（Kernel Correlation Filter，KCF）实现荷斯坦奶牛的个体检测和跟踪，再通过Inception V3-LSTM网络结构实现奶牛的个体识别，最终识别准确率为98.1%。Shao等[32]和Barbedo等[33]通过CNN网络模型在UAV图像上实现了奶牛的目标检测和个数统计。

以上研究表明，深度学习技术应用于UAV图像的目标检测识别是可行的，且将深度学习技术应用于其他硬件设备（机器人、地面车辆等）构建智能化监测系统也是未来发展的主要趋势之一[34]。

2.4 小结

尽管深度学习技术已经在动物检测识别领域取得进展，但仍存在一些问题，比如缺乏基准数据集和评估标准。由于研究使用的数据集、预处理技术、指标和模型不同，因此对现有方法进行比较得到的结果并不完全合理[35]。具体来说，目标检测的结果好坏与样本有直接关系，对于样本中只包含单个个体或目标相对比较突出时，目标检测以及个体识别准确率高，但目标区域检测和特征提取方法的选择也会直接影响最终的检测结果，且外界环境（光照强度、遮挡等）以及拍摄角度和图像质量都会影响检测结果。故通过多角度构建样本集来实现目标检测与个体识别仍需要进一步探索。例如基于脸部的个体识别研究，大多数数据集是脸正面拍摄的图像，然而头部也会呈现多角度的情况，且实际需求中更希望在现场或远程监控视频时，随机抓取一幅图像即可检测并识别牛只个体，以及个体其他的相关信息。因此，需要构建更为复杂的样本集（多角度、昼夜）等来模拟实际饲养中的场景，构建可应用于不同场景的智能算法，并进一步开发高效精准及方便操作的检测与识别系统。

3 动物体况评价与体重估计

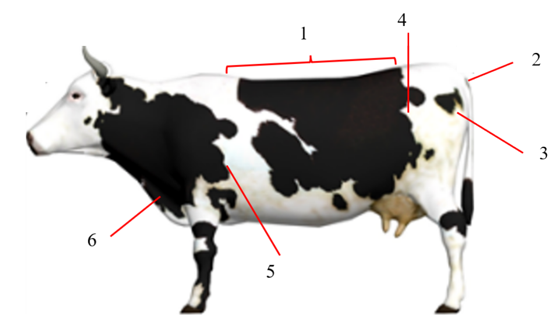
动物表型信息包含了尾头轮廓曲率、体长和体表面积等，其中尾头轮廓曲率主要用于的动物体况评分，体长和体表信息主要应用于动物的体重估计[36, 37]。目前的研究首先提取动物体尺参数特征，通过构建基于机器视觉或深度学习等相关模型来获取动物表型信息以评价动物体况和体重估计。

3.1 体况评价

身体状况评分（Body Condition Score，BCS）是动物福利重要指标之一，可以反映动物的饮食情况、胖瘦、生产力以及健康和福利[38]。以奶牛为例（图3），BCS的重点区域包括背部、尾根、臀尖、髋骨、肋骨和胸部。BCS系统通常使用5点量表（1代表瘦弱的牛，5代表肥胖的牛）表达评估结果。传统上，BCS通常由经验丰富的农民使用触觉或视觉方法获得[39, 40]。然而，人工方法主观性强，且易受到外部环境的影响。因此，迫切需要客观、准确和稳健的BCS测量方法。在现代畜牧业中，通常采用计算机视觉技术获取动物的体表信息，再通过机器学习等算法构建评估模型实现BCS评估[41, 42]。

基于计算机视觉技术的体况评价主要使用后视图或顶视图来获取动物背部区域相应的身体参数来进行体况评估[43-45]。为满足精准畜牧的需求，迫切需要构建和设计操作简单、快速且用户友好的牛只体况监测系统，近年来深度学习被应用于动物体况评价研究中。

孔商羽和陈春雨[46]采用Mask R-CNN分割猪只图像，并结合ResNet101-FPN提取猪只特征，通过多任务学习回归网络来预测猪只体重和体况评分。体重预测准确率提高了5%，体况评分预测准



注：1. 背部；2. 尾根；3. 臀尖；4. 髋部；5. 肋骨；6. 胸部

图3　用于确定牛BCS的区域

Fig. 3 Areas used for visually determining body condition score in cattle

确率提高了3%。Çevik 和 Mustafa[47] 通过R-CNN网络模型对奶牛原始图像中标记的BSC区域进行识别提取，最终正确分类准确率为67.39%。Li等[48]采用YOLOv2模型检测并识别出可以代表奶牛肥胖程度的牛尾巴周围区域，并将该区域输入到ResNet50分类器中实现牛身体状况评分估计，在BCS估计值与真实值相差0.0点单位内准确率为64.55%，而在相差0.5个单位内准确率达到了94.5%的奶牛身体状况评分估计精度。Huang等[49]采用单步多框检测器（Single Shot MultiBox Detector，SSD）方法来检测尾部并评估BCS，在奶牛图像上可以达到98.46%的分类准确率和89.63%的定位准确率。Alvarez等[50]采用Kinect v2获取奶牛在通道行走的俯视图，并提取奶牛的深度信息以及边缘信息等，分别通过SqueezeNet模型和CNN网络来估计BCS。实验结果表明，BCS估计值与真实值相差0.25个单位内的总体准确率达到了82%，而相差0.50个单位以内的总体准确度高达97%。上述中虽然取得了些许成果，但样本图像获取角度比较单一且视场中往往只有一头动物，而在实际饲养环境以及不同饲养环境下，能否安装采集设备是实际问题，因此迫切需要灵活的图像获取装备或系统以应用于实际场所。

综上所述，体况评价研究中数据采集通常基于2D或3D视觉采集设备，且其相关技术的体况评分工作取得了重大进展。但应该指出的是，尽管在畜牧业中，研究者对3D技术的兴趣越来越大，但3D传感器比2D工具更昂贵，3D数据处理和相关算法也更复杂。因此，在自动BCS评估中，3D传感器可能不会完全取代2D工具。另外，为完善一个完整的5点尺度BCS系统，也需要一个样本分布均匀的数据集以帮助系统更快地收敛并更好地泛化。其次，也需要更客观、可实际度量的BCS真实标准，以消除人为评分过程中的主观错误。此外，在实际饲养环境下，动物存在多姿态、多尺度，甚至遮挡的情况，从而影响目标区域特征的提取，故深度学习在实际饲养环境下，实现实时的体况评分仍需要进一步探索。

3.2 体重估计

动物体重在优化生长性能、增加农民收入和监测动物福利方面发挥着重要作用。体重会影响动物泌乳、生长、怀孕和生育能力等[51, 52]，因此，动物养殖户需要一种自动、准确、非侵入性的称重方法。目前，体重估计方法可分为直接法和间接法。通过电子或机械秤来单独称重的直接体重估计方法虽然可以实现最准确的称重，但存在耗时且可能对动物造成伤害和压力的现象，无法便捷使用。间接体重估计是通过2D或3D设备（RGB、热红外、激光（Light Detection and Ranging，LiDAR）和TOF（Time of Flight）等）获取动物表型数据信息，然后基于数据分析构建身体参数与体重的关系[53-55]，如图4所示。通常思路是，首先提取体长、体宽和面积等形态特征，然后基于图像分析和机器学习，构建特征和权重之间的模型以用于估计体重。

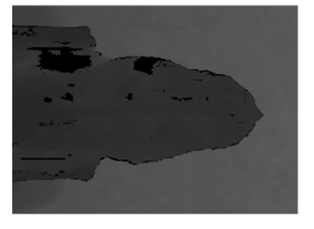
基于深度学习技术在体重估计研究中得到了应用。Pezzuolo等[56]分别使用深度相机和手动测量获取猪的胸围、长度、高度等特征数据，并利用线性回归模型和非线性回归模型验证基于深度相机测量出的数据在体重估计方面的有效性，其误差比手动测量的模型低10%。张建龙等[57]对比分析了Xception、MobileNetV2、DenseNet201和ResNet152V2 4种模型对育肥猪体重估测效果，发现深度卷积网络可用于猪体重的快速估计。Zhang等[58]通过Intel Realsense D435深度相机获取猪的身高，并实际测量体型数据包括体长（BL）、肩宽（SW）、肩高（SH）、臀宽（HW）和臀高（HH），提出一种使用基于Xception的多输出回归CNN模型，实现了猪体重和体型估计。Ruchay等[59]获取



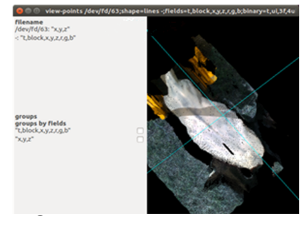
(a)RGB 图像



(b)近红外图像



(c)深度图像



(d)3D 图像

图4 基于2D或3D设备的家畜信息获取展示

Fig. 4 Acquisition and display of livestock information using 2D or 3D equipment

牛的RGB-D侧视图像，通过双边滤波进行图像预处理并归一化，构建CNN网络训练并测试样本数据来实现牛的体重预测，其平均绝对误差为9.1%。Gjergji等[60]分析了CNN网络、RNN网络、RA模型和RA-CNN网络在奶牛体重预测应用方面的性能，结果表明CNN网络性能最高，其平均误差为23.19 kg。Dohmen等[61]使用Mask-RCNN分割算法从场景中提取分割出牛的区域，并通过CNN网络来预测牛的体重，其中基于侧视图模型的 R^2 为0.91，均方根误差为27 kg，顶视图模型的 R^2 为0.96，均方根误差为20 kg。

深度学习技术在智慧畜牧养殖业中的体重估计应用不太广泛，仍需探索低成本、灵活、高精度的动物体重估计方法或系统。虽然基于2D或3D设备的方法构成了一种非侵入式的体量估计系统，但对活体动物的非接触式研究仍受到动物姿态变化、拍摄角度和光线条件等诸多因素的限制。用于农场环境的实用性体重估计系统需要适应各种挑战，包括不同的照明条件和动物运动姿态等，以便能够可靠地提取体重有关的特征，实现体重的精确估计。

3.3 小结

将深度学习技术应用于动物的体况评价与体重估计中仍有挑战。由于牛场中往往有行走的通道，故可探索在行走通道中获取牛脸图像或背部图像来实现牛的个体检测和识别，以及体况评价和体重估计，将两者相关联，可实现并构建牛只ID与体况体重相关联的监测系统。此外，基于3D数据的深度学习技术在猪体重方面的应用仍有很大的提升空间。

4 动物行为识别

动物行为可反映其身体健康和生理情况，是畜牧养殖管理的重要依据[62]。目前常通过接触式和非接触式两种方法监测动物行为。接触式监测方法是将一个或多个传感器安装在动物身上来完成数据采集，通过数据分析与建模来实现动物行为识别[63]；而非接触式监测方法通常基于图像视频等信息，提取相关特征并构建行为识别模型[64]。深度学习在这两种监测方法中都得到了应用。

4.1 接触式动物行为识别方法

基于电子接触式传感器和深度学习技术，可以克服传统人力监测方法的弊端，解放劳动力，提高畜牧养殖业的智能化管理。当前常用的动物行为信息采集的传感器主要有加速度传感器和声音传感器等。通过将三轴加速度传感器、RFID（Radio Frequency Identification）等设备安装在动物身体部位（图5）上获取相关行为数据，再通过深度学习技术进行数据分析，可以大大提高动物行为识别的准确率和识别效率。



(a)颈部



(b)腿部



(c)耳部

图5 常见牛只行为检测传感器的佩戴位置

Fig. 5 Wear position of sensors for common cattle behavior detection

Wang等[65]在绵羊颈部佩戴麦克风并采集采食声音信号，同时比较了深度神经网络（Deep Neural Networks，DNN）、CNN和RNN网络在采食行为识别上的性能。结果表明，RNN、CNN和DNN

模型的准确率分别为93.17%、92.53%和79.43%。应烨伟等[66]提出一种基于区间阈值与遗传算法优化支持向量机（Genetic Algorithm-Support Vector Machine，GA-SVM）分类模型的母羊产前行为识别方法。该方法对基于颈环采集节点获得的加速度数据进行小波降噪和提取轮廓线预处理后，利用区间阈值分类法和GA-SVM方法实现母羊的行为识别。该方法实现了97.88%的行为识别准确率。张春慧等[67]基于羊只牧食的三轴加速度数据，利用CNN实现对羊只采食、咀嚼、反刍3种牧食行为的分类识别，该方法对羊只牧食行为的平均识别率达到了93.8%。郝玉胜等[68]基于Wi-Fi信号获取奶牛的运动状态数据，通过数据处理得到包含奶牛动作的信道状态信息（Channel State Information，CSI）序列片段，最终通过LSTM模型构建奶牛行为识别模型，识别准确率为96.67%。Peng等[69]采用惯性测量单元获取牛的行为数据，并采用具有长短期记忆的循环神经网络（Long Short Term Memory-Recurrent Neural Network，LSTM-RNN）对牛的八种行为进行分类，分类准确率达到了80%以上。Hosseininoorbin等[70]通过包含三轴加速度计的传感器获取肉牛的颈部运动数据，并结合深度学习技术实现肉牛多种行为的识别，其中2分类的F_1值为94.9%，9分类的F_1值为89.3%，说明将深度学习技术用于分析传感器数据是可行有效的。

接触式获取动物行为信息的方法往往需要在动物身上安装相应的传感器，可能导致动物产生应激反应，影响动物健康和福利。此外，基于传感器的行为建模的主要挑战之一是，由于传感器故障和动物项圈的物理运动导致传感器重新定位，从而造成数据的丢失或者偏差。此外，牛场养殖场中，通信信号偏弱，传感器获取的数据是否可以实时且完整地上传到云端需要实际测试，且获取传感器数据后也面临一个需求问题。目前农场主不仅仅关注动物行为，而且更加关注动物健康问题，因此需要对数据进一步细化，以达到对饲养员的指导作用，但这需要大量的数据积累。

4.2 非接触式动物行为识别方法

目前，非接触式动物行为识别方法常通过计算机视觉系统获取目标图像和视频等信息，再通过深度学习模式实现生物视觉特征和时空特征提取、目标检测和行为识别分类。下面分别从生物视觉特征和时空特征的角度阐述近年研究人员对非接触式动物行为识别方法的研究情况。

4.2.1 基于生物视觉特征的行为识别研究

基于生物视觉特征的行为识别方法通过深度学习网络从样本视频帧或图像中检测出目标区域并获取该区域的视觉特征，然后基于此特征训练并构建行为识别网络模型。当前常用的模型有YOLOv3和YOLOv4等。

Kim等[71]采用YOLOv3、YOLOv4和改进YOLOv3对猪的采食和饮水行为进行识别分类，准确率普遍大于90%，但猪群聚集引起重叠或拥挤会导致行为检测失败是一个研究难点。Jiang等[72]通过YOLOv4模型检测出山羊目标区域，并获取目标区域与饮水和采食区的位置关系信息以及质心的时间移动量，来实现采食、饮水、活动以及非活动行为的识别分类。王少华和何东健[73]通过改进YOLOv3模型，获取奶牛发情时爬跨行为的视觉特征，并训练YOLOv3网络实现了奶牛的发情行为检测，准确率为99.15%。Wu等[74]提出一种基于YOLOv3模型和相对步长特征向量对瘸腿奶牛和非跛脚奶牛进行分类的方法，该方法采用YOLOv3模型提取奶牛关键区域（如腿部，头部）的视觉特征并训练检测网络模型，在检测关键区域的基础上结合奶牛前后腿的相对步长构建特征向量，将其输入到长短期记忆网络分类模型中判断奶牛是否跛行，识别准确率达98.57%。Ayadi等[75]采用CNN模型提取奶牛嘴部视觉特征，实现了奶牛反刍行为的检测和识别，其识别准确率为95%。

然而，上述研究中只关注图像特征，而不关注时间信息。且视频帧或图像中特征提取时易受到外界环境的干扰（如光照强度、背景颜色、建筑物等），故基于生物视觉特征的行为识别模型是否可应用于不同场景下的农场检测仍需要进一步探索。

4.2.2 基于时空特征的行为识别研究

动物行为是一个运动的连续过程，除了空间信息外还包含时间信息，故提取动物行为的时序特征对行为识别有着重要意义[76]。

Chen等[77]提出了Xception和LSTM相结合的行为识别模型，通过Xception提取图像序列的空间特征，并输入LSTM中进一步提取时空特征，通过Softmax实现猪的饮水行为检测。Guo等[78]和Qiao等[79]分别构建了基于BiGRU-attention和C3D-ConvLSTM的奶牛典型行为识别模型，在提取奶牛行为视频段的时序特征基础上对奶牛的行走、站立、梳理、探索以及采食行为进行了识别，并在不同生长阶段的奶牛数据集上进行了验证，试验结果表明，BiGRU-attention和C3D-ConvLSTM识别准确率分别约为82%和95.5%。Jiang等[80]采用单流光流卷积网络，对奶牛跛行行为进行了检测，准确率为98.24%。Wu等[81]采用CNN-LSTM网络模型，对奶牛的饮水、反刍、行走、站立和休息5种行为进行了识别，首先通过CNN网络获取图像的视觉特征，再通过LSTM来获取时空特征，其结果优于其他基于视觉特征或者空间特征的深度学习模型。

上述深度学习提取行为识别时空特征的研究结果表明，大部分研究是通过将CNN模型与LSTM模型结合提取数据的时空特征，以此提升行为识别模型的性能。然而，在目前的研究中仍然存在相似性行为（如饮水和游戏）识别错误的现象。因此，基于时空特征的行为识别研究仍需要进一步研究。

4.3 行为量化分析

当前对动物行为的研究缺乏定量分析（采食频率、运动时长、反刍时长等），而分析动物与其周围环境的语义关系场景图，对家畜站立、进食、行走及爬跨等不同行为在时空域下进行统计和量化分析，构建行为图谱，可为动物异常行为判断以及精准养殖管理提供科学依据。在检测动物行为的基础上，进一步对行为的时长、幅度等进行量化研究有利于提高对动物畜牧场的管理效率，提高效益，比如影响动物的采食、饮水或休息行为的外界因素等的研究，有利于对动物活动规律的认知，改善管理决策。目前主要通过改变饲料、光照、温度、垫料等因素定性分析对动物行为的影响[82-84]，以此为动物提供舒适场所提高动物福利。然而，大多数研究主要通过人工观察记录动物的行为变化情况[85, 86]。

随着计算机视觉技术的发展，该技术也被用于评估动物行为与环境间的相关性研究中。Guo等[87]采用背景减法和帧间差的集成方法对犊牛与场景的交互行为进行了检测，实现犊牛采食、饮水和休息行为等与场景交互行为的识别。试验结果表明，该方法对于牛进入牛栏、离开牛栏、保持静止（站和躺等静态行为）和转身的环境交互行为识别的准确率分别为94.38%、92.86%、96.85%和93.51%。Costa等[88]通过图像分析技术探索猪的活动与猪舍内环境参数（通风率、温度和湿度）之间的关系，旨在研究环境对猪生长的影响。Chen等[89]在CNN-LSTM检测猪的目标区域的基础上，提出了一种基于最大熵分割、HSV颜色空间变换和模板匹配的图像处理算法，计算猪头部的圆度、头部进采食区域的比例、头部运动的累积像素，以及头部到猪背上数字标签的距离，以确定每头猪的身份和喂食时间，识别猪喂养行为的准确率为95.9%。

如上研究，计算机视觉技术在评估动物行为与环境间的相关性方面取得了较好的成果。然而，在识别动物与环境交互的行为中仍然存在许多难以识别和识别错误的问题。例如，小牛头部在进食前后在喂养盆中静止不动，或者小牛头部的阴影被错误地识别为喂养行为。且深度学习技术在该方面的应用较少，仍需结合实际需求进一步探索。

4.4 小结

深度学习方法用于动物行为识别面临着两个主要挑战。首先，深度学习模型的训练需要大数据集，而基于深度学习的识别方法在推广到新的数据集或其他类型的动物时往往存在局限性。另外，现有的动物行为识别缺少时间维度、空间场景信息及动物与环境交互活动的分析，难以实现高级复杂行为的语义理解和分析，需建立动物时空场景行为识别与理解的新理论方法。目前采用深度学习技术在检测和识别动物行为的基础上，进一步挖掘行为时长或频次信息的研究仍比较缺乏，需要进一步探索。此外，微小行为的检测和识别也面临着一些挑战，例如复杂的场景、可变光照、遮挡、牲畜之间的接触和重叠，而深度学习技术结合注意力机制模块已被证明在一定程度上解决了局部细节的辨识问题，并被用于识别牲畜行为，但无法记录环境变

量，仍需与传感器相结合构建一套完整的监测系统。环境参数的调控有利于为动物提供舒适场所，提高动物健康福利，故对环境参数与行为的量化关系研究具有重大意义。

5 挑战与展望

规模化、标准化、智能精准化健康养殖与管理是畜牧养殖大势所趋。近年来虽然规模化、标准化养殖快速提升，但中国大多数牛场智能精细化管理水平仍处于初级阶段，整体信息化、自动化程度不高。深度学习技术与畜牧业相结合，能够加强畜牧养殖过程中远程信息感知能力，获取动物生长状况和养殖环境信息，实时监测动物健康情况，从而对动物进行精准化管理。畜牧业养殖涉及环境监测、设施布局、信息采集和传输，营养供给，以及动物生理和心理变化的感知等，深度学习模型已向轻量化结构发展，在占用较少的存储空间的同时，实现高效高精度的信息处理。目前相关研究中，深度学习技术已被用于动物目标检测、个体识别、体况评价、体重估计、行为检测等任务中。然而，深度学习在模型轻量化、泛化性以及与机械装备、机器人等智能装备相结合等方面仍需进一步发展，以满足实际饲养和管理需求，具体主要面临的挑战如下：

（1）深度学习模型往往依赖大量带有标记的数据样本，在推广到新的数据集或其他类型的动物时往往存在局限性，且在复杂的饲养环境下，对家畜图像和视频数据的标记费时耗力（如对动物体况评分以及微小行为变化标记等）。如何结合半监督或者少样本学习来提高深度学习模型的泛化能力，实现对家畜生理生境的感知和分析，构建实时全天候的智能监测和分析系统仍有挑战性。目前常采用图像增强的方法进行风格迁移、图像生成来实现样本扩充，但与真实饲养环境仍有差异。此外，基于少样本的研究是否可应用到畜牧养殖中仍需进一步探索。

（2）人、装备和养殖动物这三者的统一协作及和谐发展。智能装备应用于畜牧业中，可以提高生产效率，解放劳动力，但在保障动物福利同时便于畜牧养殖人员操作管理仍需不断进行理论与实践的探索，才能最终从整体上提高养殖效率和管理水平。其中，智能装备用于畜牧生产，根据不同的需求，智能装备存在多样性，智能装备精细化作业也是智慧畜牧面临的挑战之一。

（3）大数据、深度学习技术与畜牧养殖的深度融合。随着深度学习、物联网、传感器技术的发展，获取动物信息数据的数量和质量都有较大的提高。制定统一、高效的畜牧行业数据标准，增强数据的安全性和可维护性，结合深度学习和智能计算对大数据进行数据分析和处理，并将智能化技术应用到疾病防控、精准饲喂、环境控制以及良品选育等重大核心问题，将对智慧畜牧业的发展有重大推动作用。而数据采集设备的布局、数据的实时传输通信、算法高效精准的性能以及监测结果如何与动物健康信息关联具有挑战性。

（4）以深度学习模型为代表的人工智能技术在养殖领域面临的可解释性和安全性挑战。可解释性是指模型从数据中学到了哪些知识（以人类可以理解的方式表达的）从而产生了最终的决策，以及基于哪些因素进行的判断和如何进行最终决策。然而这种“端到端”的决策模式导致深度学习模型的解释性极弱。这也是为什么在深度学习准确率这么高的情况下，仍然有一大部分人倾向于应用可解释性高的传统统计学模型的原因。安全性方面是指以深度神经网络为代表的人工智能技术由于其算法复杂，参数众多，需海量数据驱动等特性使得其自身具有众多安全缺陷。随着智慧畜牧的发展，人工智能技术的广泛推广，其与养殖产业管理与经济密切相关，而这些安全隐患很可能在某个节点彻底爆发。所以，对人工智能技术的安全性研究变得尤为重要。

综上，深度学习技术已逐渐被应用到家畜自动识别和健康监测等任务，但实现实时监测以及多场景下的应用仍需进一步优化监测模型。另外，许多实际应用环境下的挑战仍需不断克服，比如不同生长阶段、不同动物品种下模型的泛化性能和鲁棒性等。为了促进畜牧业的发展，必将结合畜牧实际的饲养模式、空间布局、管理模式、生产预期等，从实际情况出发开发构建智能化监测系统，才能推动畜牧业的发展。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开

研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] QIAO Y L, KONG H, CLARK C, et al. Intelligent perception for cattle monitoring: A review for cattle identification, body condition score evaluation, and weight estimation[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 185: ID 106143.
[2] 何东健, 刘冬, 赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 231-244.
HE D J, LIU D, ZHAO K X. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2016, 47(5): 231-244.
[3] 秦箐, 刘志红, 赵存, 等. 机器视觉技术在畜牧业中的应用[J]. 农业工程, 2021, 11(7): 27-33.
QIN Q, LIU Z H, ZHAO C, et al. Application of machine vision technology in livestock and poultry[J]. Agricultural engineering, 2021, 11(7): 27-33.
[4] CHEN C, ZHU W X, NORTON T. Behaviour recognition of pigs and cattle: Journey from computer vision to deep learning[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 187: ID 106255.
[5] ZIN T T, PHYO C N, TIN P, et al. Image technology based cow identification system using deep learning[C]// International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018
[6] 李丹, 张凯锋, 李行健, 等. 基于Mask R-CNN的猪只爬跨行为识别[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 261-266, 275.
LI D, ZHANG K F, LI X J, et al. Mounting behavior recognition for pigs based on mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2019, 50 (S1): 261-266, 275.
[7] CHENG M, YUAN H B, WANG Q F, et al. Application of deep learning in sheep behaviors recognition and influence analysis of training data characteristics on the recognition effect[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 198: ID 107010.
[8] SONG S, LIU T H, WANG H, et al. Using pruning-based YOLOv3 deep learning algorithm for accurate detection of sheep face[J]. Animals: An open access journal from MDPI, 2022, 12(11): ID 1465.
[9] DENG Z W, VAHDAT A, HU H X, et al. Structure inference machines: Recurrent neural networks for analyzing relations in group activity recognition[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 4772-4781.
[10] KARIM F, MAJUMDAR S, DARABI H, et al. Multivariate LSTM-FCNs for time series classification[J]. Neural networks, 2019, 116: 237-245.
[11] LI W J, QI F, TANG M, et al. Bidirectional LSTM with self-attention mechanism and multi-channel features for sentiment classification[J]. Neurocomputing, 2020, 387: 63-77.
[12] LIU J, YANG Y H, LYU S Q, et al. Attention-based BiGRU-CNN for Chinese question classification[J]. Journal of ambient intelligence and humanized computing, 2019: 1-12.
[13] AWAD A I. From classical methods to animal biometrics: A review on cattle identification and tracking[J]. Computers and electronics in agriculture, 2016, 123: 423-435.
[14] KAIXUAN Z, DONGJIAN H. Target detection method for moving cows based on background subtraction[J]. International journal of agricultural and biological engineering, 2015, 8(1): 42-49.
[15] 刘生智, 李春蓉, 刘同金, 等. 基于YOLO V3模型的奶牛目标检测[J]. 塔里木大学学报, 2019, 31(2): 85-90.
LIU S Z, LI C R, LIU T J, et al. Detection of dairy cows based on YOLOv3 model[J]. Journal of tarim university, 2019, 31(2): 85-90.
[16] THARWAT A, GABER T, HASSANIEN A E. Cattle identification based on muzzle images using Gabor features and SVM classifier[C]// International conference on advanced machine learning technologies and applications. Cham, German: Springer, 2014: 236-247.
[17] KIM H T, IKEDA Y, CHOI H L. The identification of Japanese black cattle by their faces[J]. Asian-australasian journal of animal sciences, 2005, 18(6): 868-872.
[18] KUMAR S, SINGH S K, SINGH R, et al. Recognition of cattle using face images[M]// Animal biometrics. Singapore: Springer, 2017: 79-110.
[19] 李向宇, 李慧盈. 基于卷积神经网络的猪脸特征点检测方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2022, 60(3): 609-616.
LI X Y, LI H Y. Feature point detection method of pig face based on convolutional neural network[J]. Journal of Jilin university (science edition), 2022, 60(3): 609-616.
[20] ANDREW W, HANNUNA S, CAMPBELL N, et al. Automatic individual Holstein Friesian cattle identification via selective local coat pattern matching in RGB-D imagery[C]// 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 484-488.
[21] 何屿彤, 李斌, 张锋, 等. 基于改进YOLOv3的猪脸识别[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(3): 53-62.
HE Y T, LI B, ZHANG F, et al. Pig face recognition based on improved YOLOv3[J]. Journal of China agricultural university, 2021, 26(3): 53-62.

[22] 魏斌, MASUM BILLAH, 王美丽, 等. 基于深度学习的羊脸检测与识别方法[J]. 家畜生态学报, 2022, 43(3): 47-50.
WEI B, BILLAH M, WANG M L, et al. Method of goat face detection and recognition based on deep learning[J]. Journal of domestic animal ecology, 2022, 43(3): 47-50.

[23] XUE H, QIN J, QUAN C, et al. Open set sheep face recognition based on euclidean space metric[J]. Mathematical problems in engineering 2021, 2021: 1-5.

[24] LI X P, DU J Z, YANG J L, et al. When Mobilenetv2 meets transformer: A balanced sheep face recognition model[J]. Agriculture, 2022, 12(8): ID 1126.

[25] KUMAR S, PANDEY A, SATWIK KSAI RAM, et al. Deep learning framework for recognition of cattle using muzzle point image pattern[J]. Measurement, 2018, 116: 1-17.

[26] QIAO Y, SU D, KONG H, et al. Individual cattle identification using a deep learning based framework [J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30): 318-323.

[27] 何东健, 刘建敏, 熊虹婷, 等. 基于改进YOLOv3模型的挤奶奶牛个体识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 250-260.
HE D J, LIU J M, XIONG H T, et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLOv3[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2020, 51(4): 250-260.

[28] HU H Q, DAI B S, SHEN W Z, et al. Cow identification based on fusion of deep parts features[J]. Biosystems engineering, 2020, 192: 245-256.

[29] JIANG B, WU Q, YIN X Q, et al. FLYOLOv3 deep learning for key parts of dairy cow body detection[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 166: ID 104982.

[30] HODGSON J C, MOTT R, BAYLIS S M, et al. Drones count wildlife more accurately and precisely than humans[J]. Methods in ecology and evolution, 2018, 9(5): 1160-1167.

[31] ANDREW W, GREATWOOD C, BURGHARDT T. Visual localisation and individual identification of Holstein Friesian cattle via deep learning[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 2850-2859.

[32] SHAO W, KAWAKAMI R, YOSHIHASHI R, et al. Cattle detection and counting in UAV images based on convolutional neural networks[J]. International journal of remote sensing, 2020, 41(1): 31-52.

[33] BARBEDO J G A, KOENIGKAN L V, SANTOS P M, et al. Counting cattle in UAV images—Dealing with clustered animals and animal/background contrast changes[J]. Sensors, 2020, 20(7): ID 2126.

[34] 赵一广, 杨亮, 郑姗姗, 等. 家畜智能养殖设备和饲喂技术应用研究现状与发展趋势[J]. 智慧农业, 2019, 1(1): 20-31.
ZHAO Y G, YANG L, ZHENG S S, et al. Advances in the development and applications of intelligent equipment and feeding technology for livestock production[J]. Smart agriculture, 2019, 1(1): 20-31.

[35] BAHLO C, DAHLHAUS P, THOMPSON H, et al. The role of interoperable data standards in precision livestock farming in extensive livestock systems: A review[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 156: 459-466.

[36] CAM M A, OLFAZ M, SOYDAN E. Body measurements reflect body weights and carcass yields in Karayaka sheep[J]. Asian journal of animal and veterinary advances, 2010, 5(2): 120-127.

[37] DOHMEN R, CATAL C, LIU Q Z. Computer vision-based weight estimation of livestock: A systematic literature review[J]. New Zealand journal of agricultural research, 2022, 65(2/3): 227-247.

[38] BELL M J, MAAK M, SORLEY M, et al. Comparison of methods for monitoring the body condition of dairy cows[J]. Frontiers in sustainable food systems, 2018, 2: ID 80.

[39] SALAU J, HAAS J H, JUNGE W, et al. Feasibility of automated body trait determination using the SR4K time-of-flight camera in cow barns[J]. SpringerPlus, 2014, 3: ID 225.

[40] HALACHMI I, KLOPČIČ M, POLAK P, et al. Automatic assessment of dairy cattle body condition score using thermal imaging[J]. Computers and electronics in agriculture, 2013, 99: 35-40.

[41] LYNN N C, KYU Z M, ZIN T T, et al. Estimating body condition score of cows from images with the newly developed approach[C]// 2017 18th IEEE/ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 91-94.

[42] 吴宇峰, 李一鸣, 赵远洋, 等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 268-275.
WU Y F, LI Y M, ZHAO Y Y, et al. Review of research on body condition score for dairy cows based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(S1): 268-275.

[43] TEDIN R, BECERRA J A, DURO R J, et al. Towards automatic estimation of the body condition score of dairy cattle using hand-held images and active shape models[M]// Advances in Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems. Amsterdam: IOS Press, 2012: 2150-2159.

[44] SPOLIANSKY R, EDAN Y, PARMET Y, et al. Develop-

ment of automatic body condition scoring using a low-cost 3-Dimensional Kinect camera[J]. Journal of dairy science, 2016, 99(9): 7714-7725.
[45] SUN Y K, HUO P J, WANG Y J, et al. Automatic monitoring system for individual dairy cows based on a deep learning framework that provides identification via body parts and estimation of body condition score[J]. Journal of dairy science, 2019, 102(11): 10140-10151.
[46] 孔商羽, 陈春雨. 基于多任务学习的猪只体重和体况评分预测[J]. 黑龙江大学工程学报, 2022, 13(2): 70-77.
KONG S Y, CHEN C Y. Multi-tasking learning on prediction of pig weight and body condition score[J]. Journal of engineering of Heilongjiang university, 2022, 13(2): 70-77.
[47] ÇEVIK K K, MUSTAFA B. Body condition score (BCS) segmentation and classification in dairy cows using R-CNN deep learning architecture[J]. Avrupa bilim ve teknoloji dergisi, 2019(17): 1248-1255.
[48] LI X R, HU Z L, HUANG X P, et al. Cow body condition score estimation with convolutional neural networks[C]// 2019 IEEE 4th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 433-437.
[49] HUANG X P, HU Z L, WANG X R, et al. An improved single shot multibox detector method applied in body condition score for dairy cows[J]. Animals: An open access journal from MDPI, 2019, 9(7): ID 470.
[50] ALVAREZ J R, ARROQUI M, MANGUDO P, et al. Estimating body condition score in dairy cows from depth images using convolutional neural networks, transfer learning and model ensembling techniques[J]. Agronomy, 2019, 9(2): ID 90.
[51] DICKINSON R A, MORTON J M, BEGGS D S, et al. An automated walk-over weighing system as a tool for measuring liveweight change in lactating dairy cows[J]. Journal of dairy science, 2013, 96(7): 4477-4486.
[52] TUYTTENS F A M. The importance of straw for pig and cattle welfare: A review[J]. Applied animal behaviour science, 2005, 92(3): 261-282.
[53] KASHIHA M, BAHR C, OTT S, et al. Automatic weight estimation of individual pigs using image analysis[J]. Computers and electronics in agriculture, 2014, 107: 38-44.
[54] HANSEN M F, SMITH M L, SMITH L N, et al. Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device[J]. Computers in industry, 2018, 98: 14-22.
[55] ZHU A Z, THAKUR D, ÖZASLAN T, et al. The multivehicle stereo event camera dataset: An event camera dataset for 3D perception[J]. IEEE robotics and automation letters, 2018, 3(3): 2032-2039.
[56] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera[J]. Computers and electronics in agriculture, 2018, 148: 29-36.
[57] 张建龙, 冀横溢, 滕光辉. 基于深度卷积网络的育肥猪体重估测[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(8): 111-119.
ZHANG J L, JI H Y, TENG G H. Weight estimation of fattening pigs based on deep convolutional network[J]. Journal of China agricultural university, 2021, 26(8): 111-119.
[58] ZHANG J L, ZHUANG Y R, JI H Y, et al. Pig weight and body size estimation using a multiple output regression convolutional neural network: A fast and fully automatic method[J]. Sensors, 2021, 21(9): ID 3218.
[59] RUCHAY A, DOROFEEV K, KALSCHIKOV V, et al. Live weight prediction of cattle using deep image regression[C]// 2021 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 32-36.
[60] GJERGJI M, DE MORAES WEBER V, SILVA L O C, et al. Deep learning techniques for beef cattle body weight prediction[C]// 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020.
[61] DOHMEN R, CATAL C, LIU Q Z. Image-based body mass prediction of heifers using deep neural networks[J]. Biosystems engineering, 2021, 204: 283-293.
[62] ACHOUR B, BELKADI M, FILALI I, et al. Image analysis for individual identification and feeding behaviour monitoring of dairy cows based on Convolutional Neural Networks (CNN) [J]. Biosystems engineering, 2020, 198: 31-49.
[63] ANDRIAMANDROSO A L H, LEBEAU F, BECKERS Y, et al. Development of an open-source algorithm based on inertial measurement units (IMU) of a smartphone to detect cattle grass intake and ruminating behaviors[J]. Computers and electronics in agriculture, 2017, 139: 126-137.
[64] 王政, 宋怀波, 王云飞, 等. 奶牛运动行为智能监测研究进展与技术趋势[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2): 36-52.
WANG Z, SONG H B, WANG Y F, et al. Research progress and technology trend of intelligent morning of dairy cow motion behavior[J]. Smart agriculture, 2022, 4(2): 36-52.
[65] WANG K, WU P, CUI H M, et al. Identification and classification for sheep foraging behavior based on acoustic signal and deep learning[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 187: ID 106275.
[66] 应烨伟, 曾松伟, 赵阿勇, 等. 基于颈环采集节点的母羊

产前行为识别方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(21): 210-219.
YING Y W, ZENG S W, ZHAO A Y, et al. Recognition method for prenatal behavior of ewes based on the acquisition nodes of the collar[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2020, 36(21): 210-219.

[67] 张春慧, 宣传忠, 于文波, 等. 基于三轴加速度传感器的放牧羊只牧食行为研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 307-313.
ZHANG C H, XUAN C Z, YU W B, et al. Grazing behavior of herding sheep based on three-axis acceleration sensor[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(10): 307-313.

[68] 郝玉胜, 林强, 王维兰, 等. 基于Wi-Fi无线感知技术的奶牛爬跨行为识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(19): 168-176.
HAO Y S, LIN Q, WANG W L, et al. Recognition of crawling behavior of dairy cows using Wi-Fi wireless sensing technology[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2020, 36(19): 168-176.

[69] PENG Y Q, KONDO N, FUJIURA T, et al. Classification of multiple cattle behavior patterns using a recurrent neural network with long short-term memory and inertial measurement units[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 157: 247-253.

[70] HOSSEININOORBIN S, LAYEGHY S, KUSY B, et al. Deep learning-based cattle behaviour classification using joint time-frequency data representation[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 187: ID 106241.

[71] KIM M, CHOI Y, LEE J, et al. A deep learning-based approach for feeding behavior recognition of weanling pigs[J]. Journal of animal science and technology, 2021, 63(6): 1453-1463.

[72] JIANG M, RAO Y, ZHANG J Y, et al. Automatic behavior recognition of group-housed goats using deep learning[J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 177: ID 105706.

[73] 王少华, 何东健. 基于改进YOLOv3模型的奶牛发情行为识别研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 141-150.
WANG S H, HE D J. Estrus behavior recognition of dairy cows based on improved YOLOv3 model[J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2021, 52(7): 141-150.

[74] WU D H, WU Q, YIN X Q, et al. Lameness detection of dairy cows based on the YOLOv3 deep learning algorithm and a relative step size characteristic vector[J]. Biosystems engineering, 2020, 189: 150-163.

[75] AYADI S, SAID ABEN, JABBAR R, et al. Dairy cow rumination detection: A deep learning approach[C]// In International Workshop on Distributed Computing for Emerging Smart Networks. Berlin, German: Springer, 2020: 123-139.

[76] FUENTES A, YOON S, PARK J, et al. Deep learning-based hierarchical cattle behavior recognition with spatio-temporal information[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: ID 105627.

[77] CHEN C, ZHU W X, STEIBEL J, et al. Classification of drinking and drinker-playing in pigs by a video-based deep learning method[J]. Biosystems Engineering, 2020, 196: 1-14.

[78] GUO Y Y, QIAO Y L, SUKKARIEH S, et al. BiGRU-attention based cow behavior classification using video data for precision livestock farming[J]. Transactions of the ASABE, 2021, 64(6): 1823-1833.

[79] QIAO Y L, GUO Y Y, YU K P, et al. C3D-ConvLSTM based cow behaviour classification using video data for precision livestock farming[J]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 193: ID 106650.

[80] JIANG B, YIN X Q, SONG H B. Single-stream long-term optical flow convolution network for action recognition of lameness dairy cow[J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 175: ID 105536.

[81] WU D H, WANG Y F, HAN M X, et al. Using a CNN-LSTM for basic behaviors detection of a single dairy cow in a complex environment[J]. Computers and electronics in agriculture, 2021, 182: ID 106016.

[82] DOUGLAS S L, SZYSZKA O, STODDART K, et al. Animal and management factors influencing grower and finisher pig performance and efficiency in European systems: A meta-analysis[J]. Animal, 2015, 9(7): 1210-1220.

[83] REICH L J, WEARY D M, VEIRA D M, et al. Effects of sawdust bedding dry matter on lying behavior of dairy cows: A dose-dependent response[J]. Journal of dairy science, 2010, 93(4): 1561-1565.

[84] DEBRECENI O, LEHOTAYOVÁ A, BUČKO O, et al. The behaviour of the pigs housed in hot climatic conditions[J]. Journal of central european agriculture, 2014, 15(1): 64-75.

[85] FREGONESI J A, VEIRA D M, VON KEYSERLINGK M A G, et al. Effects of bedding quality on lying behavior of dairy cows[J]. Journal of dairy science, 2007, 90(12): 5468-5472.

[86] HEPOLA H, HÄNNINEN L, PURSIAINEN P, et al. Feed intake and oral behaviour of dairy calves housed individually or in groups in warm or cold buildings[J]. Livestock science, 2006, 105(1/2/3): 94-104.

[87] GUO Y Y, HE D J, CHAI L L. A machine vision-based method for monitoring scene-interactive behaviors of dairy calf[J]. Animals: An open access journal from MDPI, 2020, 10(2): ID 190.

[88] COSTA, ISMAYILOVA, BORGONOVO, et al. Image-processing technique to measure pig activity in response to climatic variation in a pig barn[J]. Animal production science, 2014, 54(8): 1075-1083.

[89] CHEN C, ZHU W, STEIBEL J, et al. Recognition of feeding behaviour of pigs and determination of feeding time of each pig by a video-based deep learning method[J]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 176: ID 105642.

Advances in the Applications of Deep Learning Technology for Livestock Smart Farming

GUO Yangyang[1], DU Shuzeng[2], QIAO Yongliang[3*], LIANG Dong[1]

（1. *School of Internet*, *Anhui University*, *Hefei* 230039, *China*; 2. *Nanyang Vocational College of Agriculture*, *Nanyang* 473000, *China*; 3. *Faculty of Engineering*, *The University of Sydney*, *Sydney NSW*2006, *Australia*）

Abstract: Accurate and efficient monitoring of animal information, timely analysis of animal physiological and physical health conditions, and automatic feeding and farming management combined with intelligent technologies are of great significance for large-scale livestock farming. Deep learning techniques, with automatic feature extraction and powerful image representation capabilities, solve many visual challenges, and are more suitable for application in monitoring animal information in complex livestock farming environments. In order to further analyze the research and application of artificial intelligence technology in intelligent animal farming, this paper presents the current state of research on deep learning techniques for tag detection recognition, body condition evaluation and weight estimation, and behavior recognition and quantitative analysis for cattle, sheep and pigs. Among them, target detection and recognition is conducive to the construction of electronic archives of individual animals, on which basis the body condition and weight information, behavior information and health status of animals can be related, which is also the trend of intelligent animal farming. At present, intelligent animal farming still faces many problems and challenges, such as the existence of multiple perspectives, multi-scale, multiple scenarios and even small sample size of a certain behavior in data samples, which greatly increases the detection difficulty and the generalization of intelligent technology application. In addition, animal breeding and animal habits are a long-term process. How to accurately monitor the animal health information in real time and effectively feed it back to the producer is also a technical difficulty. According to the actual feeding and management needs of animal farming, the development of intelligent animal farming is prospected and put forward. First, enrich the samples and build a multi perspective dataset, and combine semi supervised or small sample learning methods to improve the generalization ability of in-depth learning models, so as to realize the perception and analysis of the animal's physical environment. Secondly, the unified cooperation and harmonious development of human, intelligent equipment and breeding animals will improve the breeding efficiency and management level as a whole. Third, the deep integration of big data, deep learning technology and animal farming will greatly promote the development of intelligent animal farming. Last, research on the interpretability and security of artificial intelligence technology represented by deep learning model in the breeding field. And other development suggestions to further promote intelligent animal farming. Aiming at the progress of research application of deep learning in livestock smart farming, it provides reference for the modernization and intelligent development of livestock farming.

Key words: livestock husbandry; intelligent farming; individual identification; information perception; behavior recognition; deep learning